

形状の詳細度を考慮した 3 次元モデルの形状類似検索

武井 毅¹, 南谷 高宏², 中澤 昌俊², 大淵 竜太郎³

f8058@kki.yamanashi.ac.jp, minamitani@jex.co.jp, mnakazawa@ysk.co.jp, ohbuchi@acm.org

¹山梨大学大学院工学研究科, ²山梨大学工学部コンピュータ・メディア工学科(当時)

³山梨大学大学院医学工学総合研究部

A multi-scale shape descriptor for shape similarity search of 3D models

Tsuyoshi Takei¹, Takahiro Minamitani², Masatoshi Nakazawa², Ryutarou Ohbuchi³

¹Graduate School of Engineering, University of Yamanashi

²Computer Science Department, University of Yamanashi

³Interdisciplinary Graduate School of Medicine and Engineering, University of Yamanashi

1. はじめに

近年, ゲームや映画などのエンタテインメントから, 自動車などの機械部品の設計まで, 様々な分野で 3 次元モデルが利用されるようになり, その数も増加してきた. それに伴い, 欲する形状を持つ 3 次元モデルをデータベース中から検索する手法の必要性が高まり, 既に幾つかの研究が発表されている[1, 2, 4~12, 14~20].

3 次元モデルの形状による類似検索には, 検索要求の提示, 形状特徴を数値化した特徴量の計算, および特徴量同士の相違度の計算, 相違度に基づくモデルの検索, などのステップがある. これらを実現する上で幾つかの課題がある. まず, 多様で互いに互換性の乏しい種々の形状表現手法が特徴量の計算と比較を難しくする. 形状表現によって使える解析手法が異なり, またポリゴンスープのような「不整な」モデルでは適用できる解析手法が少ない. 例えば, 対象とするモデルが境界表現で定義された立体ならば体積が計算でき(例えば[2]), また多様体ならば面の位相や曲率が計算できる(例えば[6]や[18]). しかし, 現存する有用なモデルの多くは VRML モデルに代表されるポリゴンスープモデルである. ポリゴンスープモデルでは, 体積も曲率も計算できない.

本論文では, ポリゴンスープモデルに対して適用できる形状類似検索手法を提案する. 本論文で提案する手法は, 3 次元形状の多重解像度解析に基づく. つまり, 与えられた 3 次元形状を複数のスケール(解像

度)で解析し, 多重解像度の特徴量を取り出し, これを用いて形状を比較する. 3 次元形状の詳細度を反映する多重解像度表現としては, Edelsbrunner らの 3D Alpha shapes [3]に基づき, 我々が α -多重解像度表現(α -MRR)と呼ぶ表現を使う. α -MRR を求めるには, まず, 与えられたモデルの面上に一様に点を生成し, モデルを点群表現に変換する. 複数の異なるスケール値 α を用いてこの点群表現から Alpha shapes [3]を生成した結果が α -MRR である. 1 つの α -MRR は, 詳細度の異なる複数の Alpha shapes の順序集合である. ある α -MRR の複数の解像度レベルそれぞれで(単解像度用の)特徴量を計算すると, α -MRR による多重解像度形状特徴量 α -MRR Shape Descriptor (α -MRRSD)を得る. 各レベルで計算する特徴量には各種考えられるが, 今回の実験では, 我々が過去に提案した AAD [20]を用いる. 評価実験の結果, α -MRR の導入により, AAD 単体(単解像度の特徴量)に比べ検索性能が向上し, α -MRR を用いた多重解像度解析が有効であることがわかった.

以下, 2 章で本検索手法を述べ, 3 章で評価実験とその結果, 4 章でまとめと今後の課題を述べる.

2. 検索システム

2.1. 検索システムの概要

検索システムの概要を図 1 に示す. まずシステムは, ユーザが提示する 3 次元モデルを検索要求とし, その形状特徴量 α -MRRSD を計算する. 次に, 検索要求の特徴量とデータベース中のモデルの特徴量との相違度を求め, 相違度の低いモデルから上位幾つ

¹本研究は, 南谷高宏, 中澤昌俊の在学中に行った.
南谷高宏は現在, (株)日本エクス・クロン勤務.
中澤昌俊は現在, (株)YSK 山梨ソフトウェア勤務.

かをユーザに提示する. ここで, データベース中のモデルの特徴量は前処理として予め計算しておく.

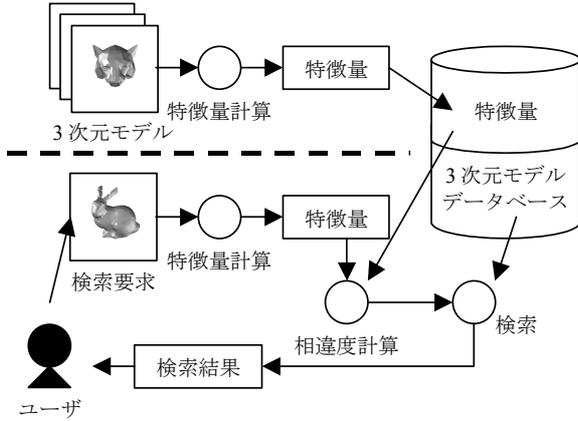


図 1. 検索システムの概要

2.2. 特徴量計算

本手法の特徴量 α -MRRSD 計算するにはまず, モデルの α -MRR (2.2.2 節) を獲得する. 次に, α -MRR の各解像度レベルで, 特徴量 AAD [20] (2.2.3 節) を計算する. こうして得た多段階の AAD を, 本手法の特徴量 (2.2.4 節の図 5) とする.

2.2.1. 3D Alpha Shapes

本手法では特徴量計算の際, モデルの詳細度を反映した α -MRR を求めるが, これはモデルの点群表現に Alpha shapes [3] を適応して実現する. Alpha shapes は実数値 α を基に点の集合から得られる形状で, 三角形と線分と点の集合から成る. また, 図 2 のように α を変えて得られた形状は, 点群表現の元となった形状の詳細度を反映していると考えられる. $\alpha = \infty$ では図 2(b) のような凸包 (Convex Hull) となる. そして α を徐々に減少させると (c) ~ (e) のように形状が痩せて行き, $\alpha = 0$ で元の点群表現となる ((c) ~ (e) の α は我々が提案した 2.2.2 節の式 (1) で計算). 概念的には, 点の集合が存在する空間を, 半径 α の球により, その球の内部に点が存在しないような所を削ってできる形状だと言える.

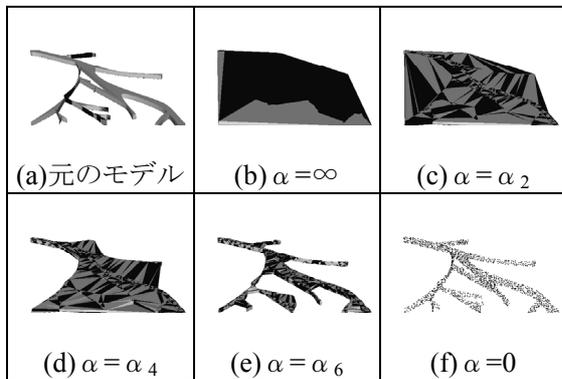


図 2. Alpha shapes の例

2.2.2. α -MRR

α -MRR は以下のようにして計算する. 特徴量を計算したいモデルを X とすると, まず X の表面に準乱数 Sobol [12] を用いて q 個の点を一様に生成し, X の点群表現を得る. 次に, 生成した点全ての対で Euclid 距離を計算し, その最大値 d_{\max} と最小値 d_{\min} を求める. その後, X の点群表現と以下の式 (1) の α_i を用い, $(l-1)$ 段階の Alpha shapes を計算する. Alpha shapes では, α は任意の実数値である. α -MRR ではモデルの大きさに比例した α の値を式 (1) より求めた.

$$\alpha_i = \frac{(d_{\max} - d_{\min})}{2^{i-1}} \quad (i=1,2,\dots,l-1) \quad (1)$$

さらに, l 段階目の形状として元のモデル X を割り当てる. 本論文では, このようにして得られた l 段階の段階的形状を, モデル X の α -MRR と呼ぶ. また α -MRR において i 段階目の形状を解像度レベル i の形状と呼ぶ. 2.2.4 節の図 5 に α -MRR の一例を示す.

2.2.3. AAD

本手法では獲得した α -MRR の各解像度レベルで特徴量 AAD [20] を計算し, 得られる多段階の AAD を特徴量 α -MRRSD とする. AAD は Osada らの D2 [10] を我々が改良し, 面の向きを付加した特徴量である. AAD は面が向き付けされていないポリゴンスープに適用可能で, 比較的容易に実装でき, D2 と同等の計算の手間で D2 より優れた検索性能を持つ.

AAD を求めるには, まずモデル表面に準乱数 Sobol を用いて p 個の点を一様に生成する. ここで図 3 のように, 各点には座標値とその点が置かれた面の法線ベクトルを持たせる. 次に, 生成した点全ての点の対 ($p(p-1)/2$ 個) で Euclid 距離と法線ベクトルの内積の絶対値 (面が成す角を表す) を計算する. そのようにして得た 2 値の数値組の集合から, 横軸を 2 点間の距離 (距離区間数 m), 縦軸を法線ベクトルの内積の絶対値 (内積区間数 n) とした $m \times n$ の 2 次元ヒストグラムを求める. 最後に, 求めたヒストグラムの距離区間を正規化すると図 4 のような特徴量 AAD が得られる.

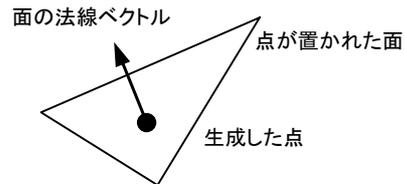


図 3. 点と面の法線ベクトル

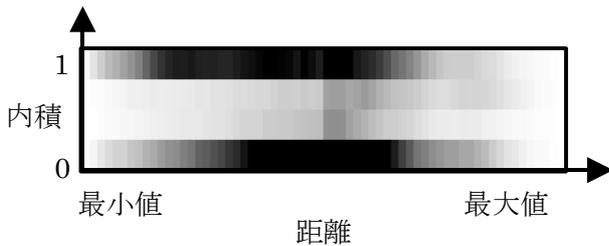


図 4. AAD の例

2.2.4. 特徴量計算の手順

本手法の特徴量 α -MRRSD を計算するには, α -MRR の各解像度レベルの形状で, それぞれ距離区間数 m , 内積区間数 n の AAD を計算する. このようにして得た解像度レベル 1 から l までの l 段階の AAD を組み合わせた, $l \times m \times n$ の 3 次元配列 $x=(x_{i,j,k})$ ($j=1,2,\dots,m$) ($k=1,2,\dots,n$) が α -MRRSD である. 例として, 解像度レベル数 $l=6$ の場合に, 椅子のモデルから計算した α -MRRSD を図 5 に示す.

レベル	多重解像度	特徴量
$i=1$		
$i=2$		
$i=3$		
$i=4$		
$i=5$		
$i=6$		

図 5. 椅子のモデルから計算した特徴量

2.3. 相違度計算

モデル X とモデル Y の特徴量をそれぞれ $x=(x_{i,j,k})$, $y=(y_{i,j,k})$ として, x と y の相違度 $d(x,y)$ を式(2)で定義する(ただし解像度レベル数 l , 距離区間数 m , 内積区間数 n). この $d(x,y)$ の値が小さい程, モデル X と Y の類似度が高いと見なす. 式(2)の w_i は各解像度レベルに与える重要度を示す重みである. 重みが大きければ重要となる. 特別な場合として, 最上位の解像度レベルに与える重み w_l だけを 1, その他の解像度レベルの重みを 0 として相違度を計算すると, α -MRR を適応しない AAD 単体での相違度計算に一致する.

$$d(x,y) = \sum_{i=1}^l w_i \sum_{j=1}^m \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{i,j,k} - y_{i,j,k})^2} \quad (2)$$

3. 実験と結果

本検索システムは C++ を用いて実装した. また Alpha shapes は, Clarkson が実装した Hull (<http://www.netlib.org/voronoi/hull.html>) で計算する.

3.1. 評価方法

検索システムの検索性能を評価する尺度として, 再現率(recall), 適合率(precision), First Tier, Second Tier, Nearest Neighbor を用いる.

再現率と適合率を計算するには, モデルのデータベースを幾つかのカテゴリに分類しておく必要がある. カテゴリは形状が類似したモデルの集合で, 人間が主観的に判断し分類したものである. データベース中のモデルの集合を M として, ユーザからの検索要求モデルを $M_i \in M$ とする. また, M_i が属するカテゴリと同じカテゴリに属するモデルの集合を C_i とする. C_i には M_i を含め $|C_i|$ 個のモデルが属している. システムは検索要求 M_i に対し, 検索結果上位のモデルの集合 S_i を返すとする. このとき, システムの検索性能を評価するための再現率 \bar{R} と適合率 \bar{P} を式(3-1), (3-2)で計算する($S_i \cap C_i$ は S_i と C_i 両方に含まれるモデルの集合).

$$\bar{R} = \frac{1}{|M|} \sum_{i=1}^{|M|} \frac{|S_i \cap C_i|}{|C_i|} \quad (3-1)$$

$$\bar{P} = \frac{1}{|M|} \sum_{i=1}^{|M|} \frac{|S_i \cap C_i|}{|S_i|} \quad (3-2)$$

これは, データベース中の全てのモデルを検索要求モデルとした場合に, モデルごとに計算できる再現率及び適合率を平均した値である. 実験では, 検索要求 M_i の検索結果としてシステムが返すモデルの個数 $|S_i|$ ($1 \leq |S_i| \leq |M|$) の増減による, 再現率と適合率の

tradeoff をグラフ化して検索性能を評価する. 再現率と適合率の最大値は 1 である.

また, First Tier, Second Tier, Nearest Neighbor は, 次のような評価尺度である. First Tier は, 検索結果上位 $(|C_i|-1)$ 個の中に, 検索要求と同じカテゴリに属するモデルがどの程度含まれるか(検索要求モデル自身は除く)の割合である. Second Tier は First Tier とほぼ同様で, 検索結果上位 $2(|C_i|-1)$ 個の場合の割合である. Nearest Neighbor は, 検索結果上位 1 番目のモデル(検索要求を除く)が検索要求と同じカテゴリに含まれるか, その割合を示す.

3.2. 実験内容

本手法に対し, 次の 3 つの実験を行う. 1 つは, 相違度計算の際, 各解像度レベルに与える重みの違いが, 検索性能にどの程度影響を与えるか調査する実験である. 2 つ目は, 検索要求モデルの形状の違いにより, 本手法の検索性能がどの程度違うのかを比較する実験である. 3 つ目は, 本手法と他の手法の検索性能を比較する実験である.

これらの実験には 34 個のカテゴリに分類した 1200 個の VRML モデルデータベースを使用した. カテゴリは, 形状の類似したモデルの集合である. また実験の際, α -MRR を得るためのパラメタとして, VRML モデル表面に生成する点の数 $q=2048$, 解像度レベル数 $l=6$ を選択した. この値は, モデルの詳細度を反映した形状を最も良く得られる, などの理由で決定した. また AAD を計算するためのパラメタとして, モデル表面に生成する点の数 $p=1024$, 距離区間数 $m=64$, 内積区間数 $n=4$ を選択した. これは我々の過去の研究[20]において AAD 単体での検索性能が最も良かった組み合わせである.

3.2.1. 解像度レベル数と検索性能

本実験では, 相違度計算の際に各解像度レベルに与える重み w_i (2.3 節の式(2))の違いで, システムの検索性能にどの程度影響があるか実験した. 表 1 に, (a)~(f)の 6 通りの重み付けで実験した結果を示す. 表中で解像度レベル(レベル 1~6)の各列に示した値が, それぞれのレベルに与えた重み w_i である. また, FT は First Tier, ST は Second Tier, NN は Nearest Neighbor のことで, いずれも値の単位は[%]である. (a)は最上位レベル(元のモデル)のみを考慮した場合で, AAD 単体と一致する. (a)に比べて(b)~(f)のどの場合も FT, ST, NN が勝っていることから, α -MRR を用いることで検索性能を向上できたと言える. また, 上位の解像度レベルを重視する程, 検索性能が向上している. これは, 上位の解像度レベルの形状がより詳細な形状特徴を持つからだと考えられる. 表から分かる通り(f)の重み付けによる検索性能が最

も良い. したがって, 本手法はこれ以降の実験で(f)の重み付けを行う.

表 1. 重みの違いによる検索性能の変化

	α -解像度レベル						FT[%]	ST[%]	NN[%]
	1	2	3	4	5	6			
(a)	0	0	0	0	0	1	24.0	35.7	43.1
(b)	1	0	0	0	0	1	25.9	37.7	46.3
(c)	1	0	1	0	0	1	26.7	38.4	46.6
(d)	1	0	0	1	0	1	27.2	38.8	49.5
(e)	1	1	1	1	1	1	27.3	39.0	50.0
(f)	1	2	3	4	5	6	27.9	39.9	51.8

3.2.2. カテゴリ別の検索性能

本実験では, 検索要求モデルの形状の違いで, 本手法の検索性能がどの程度違うかを調査した. 実験で用いるデータベースは, 形状の類似したモデルの集合をカテゴリに分類してある. よって, 適合率と再現率をカテゴリ別に平均することで, 検索要求モデルの形状の違いによる検索性能の差を調査した. 図 6 に, 3 つのカテゴリについて適合率と再現率を比較したグラフを示す. グラフ中のカテゴリは 4 足動物, 頭部, 人間である. グラフから, 検索するカテゴリにより検索性能に違いがあり, 本手法が得意とする形状とそうでない形状があると分かる.

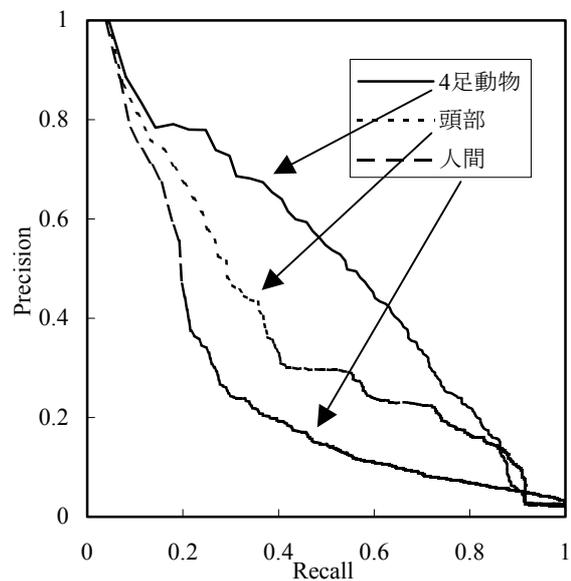


図 6. カテゴリ別の検索性能

3.2.3. 他手法との比較

本実験では, 本手法と他の手法との検索性能を比較した. 実験では α -MRR を用いた本手法, α -MRR を用いない AAD [20]単体, Osada らの D2 [10]の 3 つの手法について比較した. ただし, D2 の実装の詳細に不明なところがあり, 我々の実装と Osada らの実装とは異なる可能性がある. 図 7 に 3 つの手法の再

現率と適合率を比較したグラフを示す. 図 7 より, α -MRR を用いた本手法の方が, AAD 単体よりも検索性能が向上したと言える.

また, 本手法, AAD 及び D2 の First Tier, Second Tier, Nearest Neighbor の比較も行った. その結果を表 2 に示す. 表 2 から, 本手法の方が他の手法よりも検索性能が良いと言える.

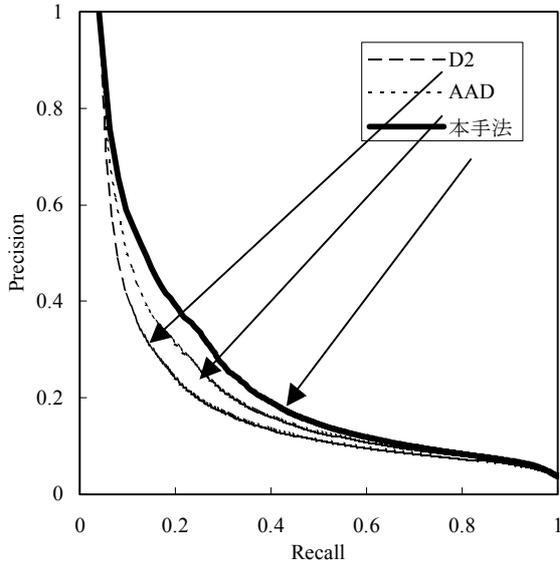


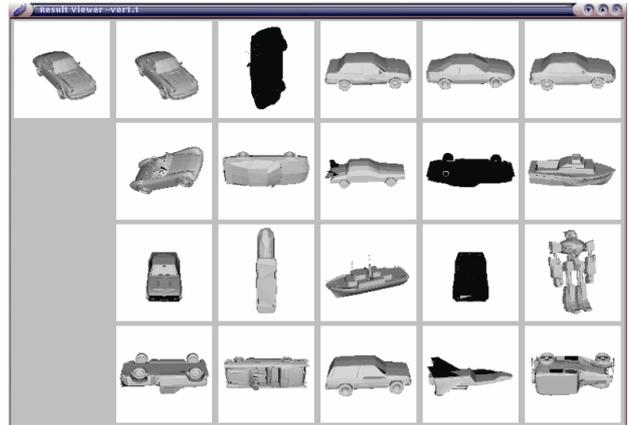
図 7. 各手法の適合率と再現率

表 2. 本手法と他手法との検索性能の比較

	FT(%)	ST(%)	NN(%)
D2	20.5	31.4	37.1
AAD	24.0	35.7	43.1
本手法	27.9	39.9	51.8

3.3. 検索結果の例

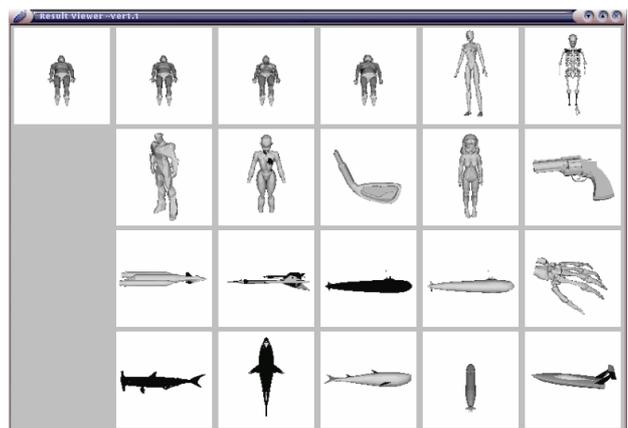
検索結果の例として, 図 8(a)~(c)に 3 つの例を示す. 図中左上のモデルが検索要求モデルで, その右側に検索結果上位 20 位までのモデルを表示している. 図 8(a)は車のモデルを検索要求としたときの検索結果である. 他の車のモデルが検索上位 20 以内に多く現れており, 良い検索結果だと言える. 図 8(b)は椅子のモデルを検索したときの結果である. 車のモデルの場合と同様に良い検索結果を得ることができた. 図 8(c)は, 直立姿勢の人間のモデルを検索したときの結果である. 人間カテゴリには図 9 のような手足を広げたモデルも含まれているが, 検索上位に現れなかった.



(a) 車のモデルの検索結果



(b) 椅子のモデルの検索結果



(c) 直立姿勢の人間のモデルを検索した結果

図 8. 検索結果の例

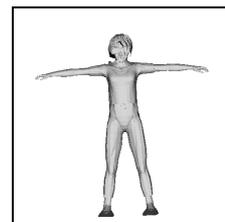


図 9. 手足を広げた人間のモデル

4. まとめと今後の課題

本論文では, 3次元モデルの形状に基づく類似検索手法を提案した. 本手法では, 3次元形状の多重解像度表現を用いて, モデルの形状特徴の段階的な詳細度を反映した特徴量を計算した. 3次元形状の多重解像度表現として, 我々が α -多重解像度表現(α -MRR)と呼ぶ表現を用いた. α -MRRは, 我々が提案した式から求めた複数の実数値 α をもとに, Alpha shapes [3]を計算することで獲得した. また, 今回の実験では, α -MRRの各解像度レベルで計算する特徴量として AAD [20]を用いた. 実験により, AAD単体で検索するよりも, α -MRRを導入することで検索性能を向上できた. さらに, 相違度計算の際, 各解像度レベルに応じた重みを付加することで, 検索性能を若干向上できた.

今後の課題として, α -MRRの各解像度レベルで計算する特徴量に AAD 以外の特徴量を適応し, 検索性能を比較することがある. また, 相違度計算で与える重みや, 解像度レベル数などのパラメータを変更し実験することで, より良い検索性能を実現できる値の組み合わせを見つける必要がある. 他に評価方法の課題として, 実験で用いるデータベースに含まれるモデルの数を増加し, カテゴリの分類もより多くの人間が分類した結果を平均する必要がある. そして, そのようなデータベースを様々な研究者が共通に利用できるようにして, より多くの手法同士の検索性能を比較できるようにすべきである.

5. 謝辞

本研究の一部は, 文部科学省科学研究費補助金 (No. 12680432), 大川情報通信基金, および人工知能研究振興財団からの援助による.

6. 参考文献

- [1] M. Ankerst, G. Kastenmuller, H-P. Kriegel, T. Seidl, 3D Shape Histogram for Similarity Search and Classification in Spatial Databases, Proc. *Int'l Symp. Spatial Databases (SSD '99)*, Hong Kong, China, July 1999.
- [2] J. Corney, H. Rea, D. Clark, John Pritchard, M. Breaks, R. MacLeod, Coarse Filter for Shape Matching, *IEEE CG&A*, pp. 65-73, May/June, 2002.
- [3] H. Edelsbrunner, Ernst P Mücke, "Three-dimensional Alpha Shapes", ACM Transaction on Graphics, Vol. 13, No. 1, pp. 43-72, January 1994.
- [4] M. Elad, A. Tal, S. Ar., Content Based Retrieval of VRML Objects - An Iterative and Interactive Approach, Proc. *6th Eurographics workshop on Multimedia*, Manchester, UK., September 2001.
- [5] T. Funkhouser, P. Min, M. Kazhdan, J. Chen, A. Halderman, D. Dobkin, D. Jacobs, A search engine for 3D models, *ACM TOG*, 22(1), pp. 83-105, (January, 2003).
- [6] M. Hilaga, Y. Shinagawa, T. Kohmura, and T. Kunii. Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes. *Proc. SIGGRAPH 2001*, pp. 203-212, Los Angeles, USA. 2001.
- [7] S. Mukai, S. Furukawa, M. Kuroda, An Algorithm for Deciding Similarities of 3-D Objects, Proc. *ACM Symposium on Solid Modelling and Applications 2002*, Saarbrücken, Germany, June 2002.
- [8] M. Novotni, R. Klein. A Geometric Approach to 3D Object Comparison. Proc. *Int'l Conf. on Shape Modeling and Applications 2001*, pp. 167-175, Genova, Italy, May, 2001.
- [9] R. Ohbuchi, T. Otagiri, M. Ibato, T. Takei, Shape-Similarity Search of Three-Dimensional Models Using Parameterized Statistics, proc. *Pacific Graphics 2002*, pp. 265-274, October 2002, Beijing, China.
- [10] R. Osada, T. Funkhouser, Bernard Chazelle, and David Dobkin, Shape Distributions, *ACM TOG*, 21(4), pp. 807-832, (October 2002).
- [11] E. Paquet and M. Rioux, Nefertiti: a Query by Content Software for Three-Dimensional Databases Management, Proc. *Int'l Conf. on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp. 345-352, Ottawa, Canada, May 12-15, 1997.
- [12] E. Paquet, A. Murching, T. Naveen, A. Tabatabai, M. Roux. Description of shape information for 2-D and 3-D objects, *Signal Processing: Image Communication*, 16:103-122, 2000.
- [13] William H. Press et al.: "Numerical Recipes in C-The Art of Scientific Computing, Second Edition", Chapter 7.7: Quasi- (that is, Sub-) Random Sequences, Cambridge Universe Press, Cambridge, UK, 1992, pp. 309-315 (1992).
- [14] W. Regli, V. Cicirello, Managing Digital Libraries for Computer-Aided Design, *Computer Aided Design*, pp. 110-132, Vol. 32, No. 2, 2000.
- [15] M. T. Suzuki, T. Kato, H. Tsukune. 3D Object Retrieval based on subjective measures, Proc. *9th Int'l Conf. and Workshop on Database and Expert Systems Applications (DEXA98)*, pp. 850-856, IEEE-PR08353, Vienna, Austria, Aug. 1998.
- [16] M. T. Suzuki, T. Kato, N. Otsu. A similarity retrieval of 3D polygonal models using rotation invariant shape descriptors. *IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics (SMC2000)*, Nashville, Tennessee, pp. 2946-2952, 2000.
- [17] D. V. Vranić, D. Saupe, and J. Richter. Tools for 3D-object retrieval: Karhunen-Loeve Transform and spherical harmonics. Proc. *IEEE 2001 Workshop on Multimedia Signal Processing*, Cannes, France, pp. 293-298, October 2001.
- [18] T. Zaharia, F. Prêteux, Three-dimensional shape-based retrieval within the MPEG-7 framework, Proc. *SPIE Conference 4304 on Nonlinear Image Processing and Pattern Analysis XII*, San Jose, CA, January 2001, pp. 133-145.
- [19] T. Zaharia, F. Prêteux, Shape-based retrieval of 3D mesh models, Proc. *IEEE ICME 2002*, Lausanne, Switzerland, August 2002. R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, D. Dobkin: "Matching 3D Models with Shape Distributions", Proc. *Int'l Conf. on Shape Modeling and Application 2001*, pp. 154-166, Genova, Italy (May 2001).
- [20] 南谷高宏, 武井毅, 中澤昌俊, 大淵竜太郎, "回転不変な特徴量を用いた 3次元モデルの類似比較手法", 第110回グラフィックスとCAD研究会 2003年2月.